

APLICACIÓN DE LOS FILTROS DE KALMAN PARA EL PRONÓSTICO DE VARIABLES METEOROLÓGICAS EN SUPERFICIE

Juan de Dios del Pino Corredera

GPV del CMT en Andalucía Occidental y Ceuta. INM

RESUMEN

La necesidad de pronósticos locales de variables meteorológicas en superficie justifica el uso de técnicas estadísticas que adapten las salidas de los modelos numéricos a las características del lugar para el que se predice, permitiendo además corregir los errores sistemáticos inherentes en los modelos. La técnica estadística que se use debe permitir una revisión rápida de sus ecuaciones y coeficientes a los constantes cambios que hoy se introducen en los modelos. Los filtros de Kalman responden bastante bien a los objetivos antes señalados. A diferencia de otros métodos estadísticos, que tienden a suavizar los pronósticos extremos en favor de un menor error medio de los que son más frecuentes, los filtros de Kalman adaptan los valores a las características del lugar. El método de predicción estadística que aquí se analiza pretende adaptar las salidas de los modelos operativos en el INM (ECMWF y HIRLAM) al pronóstico de algunas variables meteorológicas (temperatura, nubosidad, viento, etc).

1. Introducción

En muchas aplicaciones meteorológicas se hacen necesarios pronósticos locales de determinadas magnitudes pero habitualmente los nodos del espaciado de los modelos numéricos no coinciden con la ubicación de los puntos en los que se desea hacer el pronóstico. Además, y más importantes aún, la orografía y especificaciones físicas del punto de rejilla no son muy representativas de las correspondientes al punto geográfico para el que se pronostica (proporción tierra-mar, elevación, rugosidad). Así pues para abordar a la predicción local se suele acudir a la predicción estadística, que, mediante un método u otro, adapte las predicciones directas de los modelos numéricos a la localidad deseada.

No es solo la falta de representatividad de las condiciones físicas de los puntos de rejilla del modelo numérico con las de la localidad para la que se pronostica, lo que hace necesaria la intervención de técnicas estadísticas, sino también los propios errores de los modelos. También hay que considerar los errores sistemáticos debidos al filtrado de determinados fenómenos meteorológicos de escala inferior (convección, radiación, etc.).

Fijada la necesidad de aplicar técnicas estadísticas en la predicción el siguiente paso es determinar las mas adecuadas de las existentes. El primer problema que se plantea es consecuencia de las constantes modificaciones en los modelos numéricos debido a la introducción de las mejoras. Los métodos generales basados en regresiones necesitan disponer de un histórico suficiente para realizar la adaptación cuando se ha modificado el modelo numérico. Además, conseguidos los datos necesarios habrá que realizar el correspondiente ajuste en las ecuaciones y en el procedimiento de cálculo dentro de las cadenas operativas de los servicios meteorológicos. El método que se propone, basado en los filtros de Kalman, soluciona este problema pues se adapta a los cambios en pocos días, sin necesidad de hacer ninguna modificación. Además, el método estadístico que apliquemos debe ser dinámico, ya que los errores de los modelos numéricos dependen del tiempo, al menos a escala estacional.

Generalmente, los procedimientos estadísticos tienden a suavizar los pronósticos extremos a favor de un menor error medio en los pronósticos más frecuentes. Los filtros de Kalman, si se hayan bien adaptados al punto de observación, aceptarán los pronósticos extremos de los modelos numéricos, no suavizándolos, sino simplemente adaptándolos a las características de la estación.

El método de predicción estadística que aquí se analiza pretende resolver las cuestiones antes planteadas, y así, adaptar la salida del modelo numérico operativos en el INM al conjunto de estaciones que hacen observaciones en superficie para varias variables (temperatura, viento, nubosidad, etc.)

2. Los filtros de Kalman

Los filtros de Kalman se basan en el análisis de las diferencias entre las observaciones registradas en una estación meteorológica y los valores que el modelo numérico había previsto en un punto de *grid* de sus proximidades, con el propósito de hacer pronóstico de esta discrepancia y así corregir el valor previsto por el modelo numérico para que se ajuste más a las características de las estaciones. Esta idea queda plasmada en las ecuaciones de observación y de pronóstico.

2.1 Ecuación de observación

El error $Y(t)$ cometido por el pronóstico del modelo numérico de una variable meteorológica cualquiera en un instante dado t , $V_{PRE}(t)$,

$$Y(t) = V_{OBS}(t) - V_{PRE}(t) \quad [1]$$

tiene un componente sistemática que siempre podrá modelizarse en función de algunas variables meteorológicas, orográficas, astronómicas, etc, y otra componente o ruido no sistemático. En general el error sistemático será una combinación lineal de algunas variables meteorológicas, con un término $X_1(t)$ que engloba el error que siendo sistemático no es explicado por las variables meteorológicas incluidas y que contiene la mayor parte del sesgo debido a la diferencia entre las características físicas y orográficas del punto de *grid* y la estación meteorológica. En nuestro caso proponemos una combinación lineal de $N-1$ variables meteorológicas pronosticadas por el modelo numérico y representadas por las componentes del vector $Z_{PRE}(t)$, siendo N el orden del filtro.

$$Y(t) = Z_{PRE}(t) \cdot X(t) + Y_{NS}(t) \quad [2]$$

2.2 Ecuación de pronóstico

Para poder realizar nuestro pronóstico de la temperatura necesitamos conocer los coeficientes de corrección X en un instante futuro. Estos pueden conseguirse mediante la ecuación de transformación o de pronóstico

$$X(t+1) = A(t) \cdot X(t) + X_{NS}(t) \quad [3]$$

donde $X_{NS}(t)$ es el ruido no sistemático de $X(t)$ no explicado por el modelo de transformación $A(t)X(t)$. La matriz de transformación A se supone conocida. Además, puesto que no se dispone de otra información, supondremos que esta matriz es diagonal con elementos no nulos iguales a uno, lo cual es aceptable debido a la inercia de la atmósfera y siempre y cuando el alcance del pronóstico así lo permita.

El problema del pronóstico se reduce a la evaluación de los coeficientes de corrección $X(t+1)$. Sin embargo, estos valores no son nunca conocidos y los trataremos como una variable estocástica, por lo que estamos limitados a realizar estimaciones de dichos estadísticos. En este sentido, nuestro propósito es determinar $X(t+1/t)$, que es el vector de los coeficientes de corrección previstos para el instante $t+1$ y estimados en t . Esta estimación se hará en tres etapas: valor previo, actualización y pronóstico.)

$$X(t-1/t-1) \Rightarrow X(t/t-1) \Rightarrow X(t/t) \Rightarrow X(t+1/t) \quad [4]$$

Puesto que los procesos de transformación de los coeficientes de corrección, la matriz se supone diagonal, y siendo uno o próximos a uno los valores de los elementos de la diagonal principal, el valor de los coeficientes de corrección apenas sufre cambios en el tiempo. No obstante, es el proceso de actualización el que modifica sustancialmente estos coeficientes. La idea es modificar los coeficientes si, en el proceso de filtrado anterior la corrección aplicada al modelo numérico, ésta no ha sido muy acertada, esto es, si la diferencia entre la corrección prevista, $Y(t/t-1)$ y la observada, $Y(t)$, es grande. El grado en el que se produce esta modificación de los coeficientes de corrección dependerá además de la adaptación del filtro a la estación para la que se predice, que vamos a cuantificar a partir de un peso dependiente del tiempo, vector $*$ (t), que será determinado con algún criterio estadístico. La idea está reflejada en la siguiente ecuación:

$$X(t/t) = X(t/t-1) + *(t) \cdot \{Y(t) - Y(t/t-1)\} \quad [5]$$

El criterio para buscar el vector de pesos $* (t)$ más adecuado desde el punto de vista estadístico es hacer que sean mínimas las varianzas de los errores en las estimaciones de los coeficientes de corrección.

Con esto la predicción de una variable meteorológica cualquiera en un instante t $V(t+1/t)$ válida para un instante $t+1$, se hace a través de la siguiente ecuación:

$$V(t+1/t) = V_{PRE}(t+1) + Z_{PRE}(t+1) * X(t+1/t) [6]$$

Donde V_{PRE} y Z_{PRE} son variables proporcionadas por el modelo numérico.

3. Aplicación de los filtros a variables observadas en superficie

Las anteriores ecuaciones han sido aplicadas con bastante éxito para la predicción de variables meteorológicas observadas en el superficie y sus proximidades. Concretamente a la temperatura, la nubosidad y el viento en las proximidades del Estrecho de Gibraltar. Para lo cual se ha partido de las variables meteorológicas aportadas por los modelos de predicción operativos en el INM. (ECMWF y HIRLAM) y otras relacionadas con las mismas.

Para el pronóstico de la temperatura se utiliza un filtro de orden 4 con la siguiente ecuación:

$$T_{2m}(t/t+1) = T_{2m}(t+1) + X_1(t+1/t) + X_2(T+1/t) T_{2m}(t+1) + X_3(t+1/t) T_{1000}(t+1) + X_4(t+1/t) T_{850}(t+1) [7]$$

Siendo $T_{2m}(t+1)$, $T_{1000}(t+1)$ y $T_{850}(t+1)$ las temperaturas previstas por los modelos a 2 metros, 1000 y 850 hPa, respectivamente.

Para el viento en el Estrecho se ha ensayado con varias ecuaciones, de momento las que mejores resultados han aportado se basan en el uso de las componentes del viento U y V (oeste y norte), y son las siguientes:

$$U_{10m}(t/t+1) = U_{10m}(t+1) + X_1(t+1/t) + X_2(T+1/t) U_{10m}(t+1) + X_3(t+1/t) U_{1000}(t+1) + X_4(t+1/t) U_{850}(t+1) [8]$$

$$V_{10m}(t/t+1) = V_{10m}(t+1) + X_1(t+1/t) + X_2(T+1/t) V_{10m}(t+1) + X_3(t+1/t) V_{1000}(t+1) + X_4(t+1/t) V_{850}(t+1) [9]$$

Si bien, ofrece resultados parecidos un filtro de orden 2 basado exclusivamente en las componentes del viento en superficie del modelo.

Para la nubosidad se ha diseñado un filtro a partir de la cobertura nubosa y las humedades relativas a varios niveles, concretamente:

$$CVR_{SFC}(t/t+1) = CVR_{SFC}(t+1) + X_1(t+1/t) + X_2(T+1/t) HR_{850}(t+1) + X_3(t+1/t) HR_{500}(t+1) + X_4(t+1/t) HR_{300}(t+1) [10]$$

4. Verificación del pronóstico de temperaturas a 2 metros

Dos filtros para la predicción de temperaturas en superficie a partir de los modelos ECMWF y HIRLAM5 están operativos desde 1997 e *ingestados* en *McIDAS*, y han sido utilizados desde entonces por los predictores del GPV del CMT en Andalucía Occidental. Esto nos permite evaluar el comportamiento de los filtros de Kalman no solo con la observación, sino también con un predictor subjetivo que dispone de esta información. De este modo podemos evaluar la cantidad de valor añadido en su caso.

A continuación presentamos algunos de estos resultados, donde se evalúa el error cuadrático medio entre los modelos CEP (modelo ECMWF + filtro de Kalman), OPR(modelo HIRLAM + filtro de Kalman) y GPV (predictor subjetivo + modelo CEP + modelo OPR).

4.1 Distribución estacional del error absoluto medio

El comportamiento de los filtros de Kalman a lo largo del año es bueno, como lo pone de manifiesto la variación de su error absoluto medio de la figura 1. No obstante, se observa en el pronóstico de las

temperaturas mínimas un aumento del error en los meses más fríos donde sus variaciones son más grandes. Lo contrario sucede con las temperaturas máximas.

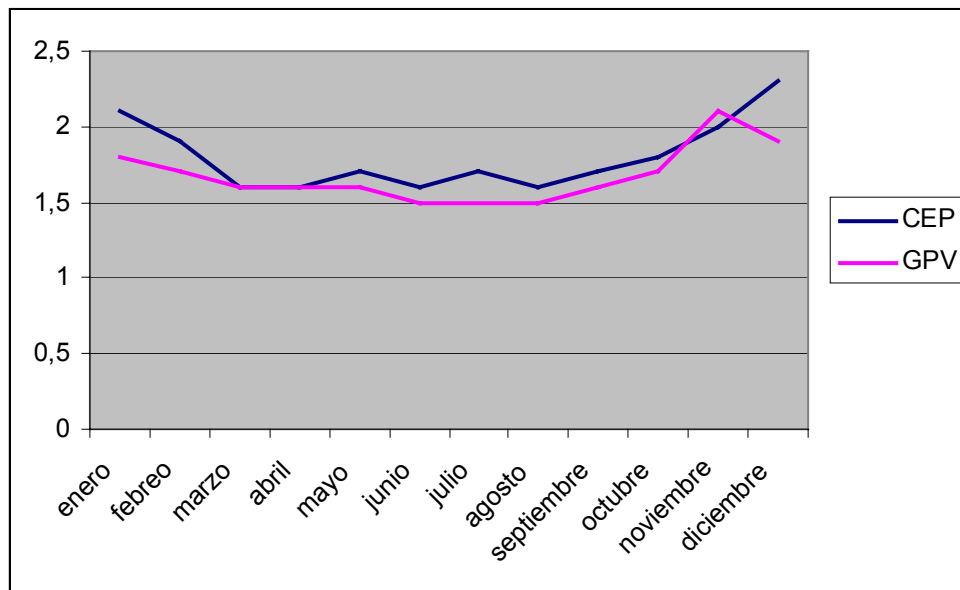


Figura 1: Variación del error absoluto medio en el pronóstico de la temperatura mínima para mañana (D2) mediante un filtro de Kalman aplicado a la salida de temperaturas en superficie del modelo ECMWF (CEP) y el realizado por un predictor subjetivo (GPV) con ayuda de estas herramientas.

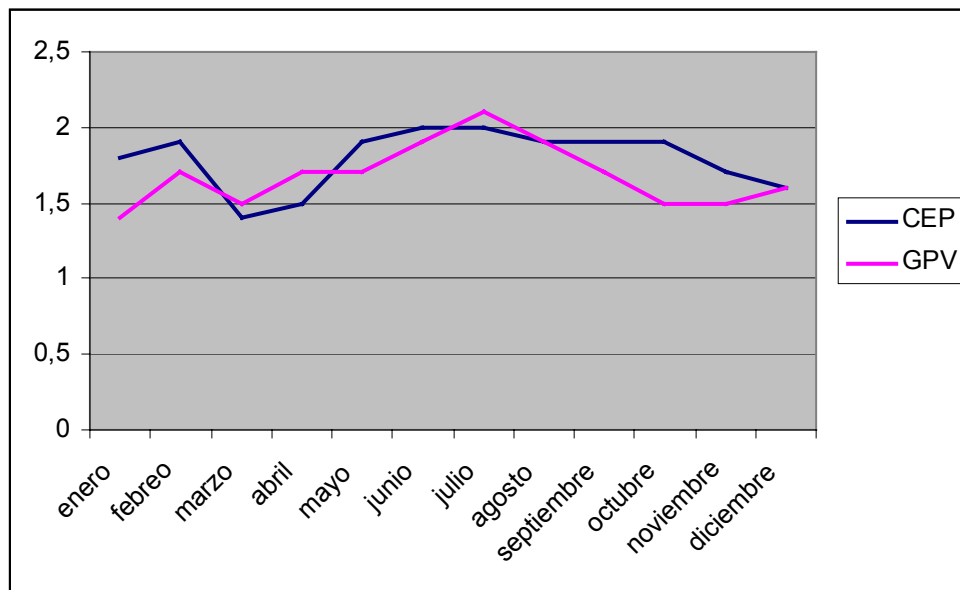


Figura 2: Variación del error absoluto medio en el pronóstico de la temperatura máxima para mañana (D2) mediante un filtro de Kalman aplicado a la salida de temperaturas en superficie del modelo ECMWF (CEP) y el realizado por un predictor subjetivo (GPV) con ayuda de estas herramientas.

4.2 Dependencia del error absoluto medio con el alcance de la predicción

Como cualquier otro pronóstico meteorológico, los filtros de Kalman, que se apoyan en los modelos de predicción, presenta un aumento del error cometido a media que aumente el alcance de la predicción. Según se pone de manifiesto en la figura 3. Como es de esperar, en el plazo medio, el valor añadido por el predictor subjetivo (GPV) sobre el filtro de Kalman (CEP) es escaso, pues el predictor solo dispone de la información adicional de su conocimiento de la zona, que también consigue aprender el filtro. Sin embargo lo más llamativo de tal figura es el escaso valor añadido por el predictor subjetivo en el corto

plazo, donde sí que dispone de mucha información adicional, pero que no consigue reflejar en su pronóstico.

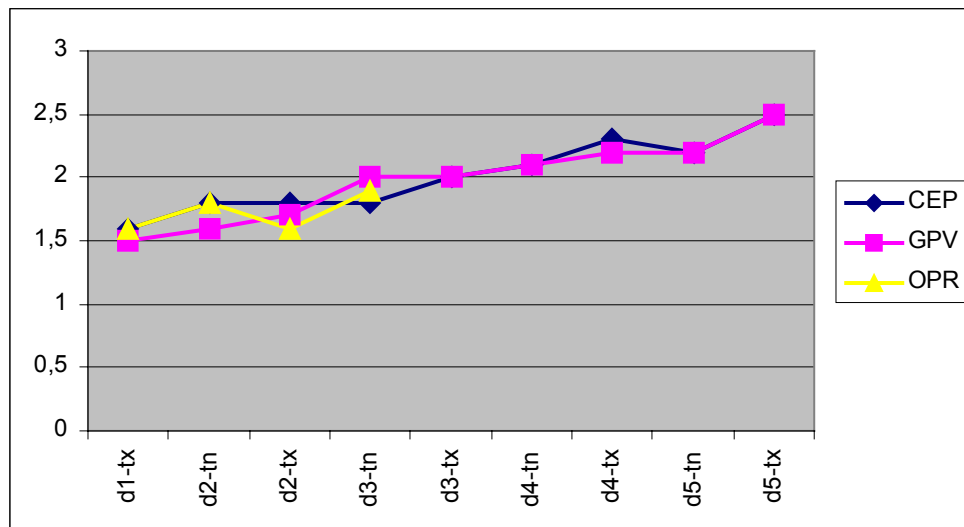


Figura 3: Dependencia del error absoluto medio en el pronóstico de la temperatura mínima (tn) y máximas (tx) para los 5 primeros días (D1 a D5) mediante un filtro de Kalman aplicado a la salida de temperaturas en superficie del modelo ECMWF (CEP) y el HIRLAM5 (OPR) y el realizado por un predictor subjetivo (GPV) con ayuda de estas herramientas

5. Conclusiones

Los filtros de Kalman son una buena herramienta para el pronóstico de variables meteorológicas en superficie.

Se adaptan fácil y rápidamente a las modificaciones en los modelos numéricos de predicción.

El error cometido es aceptable, par su uso directo en algunas aplicaciones, tales como usuarios externos. Pudiendo suplir con bastante aceptación a los predictores subjetivos.

En el medio plazo el valor añadidos por los predictores a los filtros de Kalman es prácticamente nulo, y muy poco en el corto plazo.

Los filtros de Kalman, no suavizan los cambios de los modelos, si el filtro está bien adaptado lo aceptará si el modelo está teniendo un buen comportamiento.

Referencias

- Del Pino, JD, 1997 Filtro de Kalman aplicado a la predicción de temperaturas a 2 metros. Nota Técnica del CMT de Andalucía Occidental. INM.
- Del Pino, JD. 1997. Verificación del filtro de Kalman aplicado a la predicción de temperaturas a 2 metros. . Nota Técnica del CMT de Andalucía Occidental. INM
- Del Pino, JD, 1998 Adaptación del pronóstico del viento a 10 metros del modelo HIRLAM5 en el Estrecho de Gibraltar mediante un filtro de Kalman. Nota Técnica del CMT de Andalucía Occidental. INM.
- Anders O. Persson. Kalman filtering. A new approach to adaptive statistical interpretation of numerical meteorological forecasts. ECMWF Newsletter Num. 46, june 1889 p.16-20.
- Cattani D. Genève. Mai 1994. Application d'un filtre de Kalman pour adapter les températures à 2 mètres fournies par le modèle ECMWF aux station météorologiques de la Suisse. Rapports de travail de l'Institut Suisse de météorologie.
- Cohn, S. E. y D. F. Paris 1991. The behaviour of forecast error covariances for a Kalman filtre in two dimensions. Mon. Wea. Rev 119, 1757-1785.

Kalman R. E. 1960. A new approach to linear filtering and prediction problems. Jour. of Basic Engineering (Tran. ASME series d) 82 p.35-45.